

# 基于 Snake 模型的血管树骨架三维重建技术

曹治国<sup>1)</sup> 彭 博<sup>1),2)</sup> 桑 农<sup>1)</sup> 张天序<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(华中科技大学图像识别与人工智能研究所 武汉 430074)

<sup>2)</sup>(湖北航天技术研究院总体设计所 武汉 430034)

**摘 要** 从两幅不同角度的造影图像实现血管树的三维骨架重建,传统重建方法常常需要较多的人工干预,才能为每一点找到准确的对应点.文中研究了一种基于 Snake 模型的重建方法.它在采用多尺度 Gabor 滤波提取造影血管中轴线的基础上,选取血管树分叉点,优化几何变换矩阵,提高用以初始化 Snake 的对应点的准确性;然后,针对血管的特性,文中采用 GVF(Gradient Vector Flow)流量场作为三维 Snake 的外部能量场,并给出最小化血管 Snake 模型能量函数的表达式,使 Snake 保持自身平滑连续的同时在空间中发生形变以逼近真实轮廓.实验结果表明,该方法与传统的重建方法相比,不但减少了人工干预,而且有效地提高了重建精度.

**关键词** 血管造影;三维重建;Snake 模型;GVF

中图法分类号 TP391 DOI号: 10.3724/SP.J.1016.2009.00603

## A Technique of 3D Reconstruction of Blood Vessel's Skeleton Based on Snakes

CAO Zhi-Guo<sup>1)</sup> PENG Bo<sup>1),2)</sup> SANG Nong<sup>1)</sup> ZHANG Tian-Xu<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

<sup>2)</sup>(Designing Institute of Hubei Space Technology Academy, Wuhan 430034)

**Abstract** For the 3D reconstruction of blood vessel's skeleton from biplane angiography system, the traditional way requires lots of user interaction to find corresponding points. A method based on Snake model is proposed in this paper. First, multiscale Gabor filter is used to extract the centerlines of blood vessels on the angiography images. Secondly, in order to find corresponding points correctly which are used to initialize Snake, bifurcations on blood vessel's skeleton are chosen to optimize GT (Geometry Translation) matrix. Thirdly, according to the feature of the blood vessels, GVF (Gradient Vector Flow) is utilized as external energy of 3D Snake and the expression of minimizing the external energy is deduced. At last, the Snake iteratively evolve towards the true configuration of the blood vessels, satisfying the constraint of being smooth. The result of experiments indicates: Compared with traditional way, user interaction is reduced and reconstruction performance is improved by this method.

**Keywords** angiography; 3D reconstruction; Snake model; GVF (Gradient Vector Flow)

## 1 引 言

血管造影图像(DSA)是临床诊治冠心病的主要

依据.血管的三维重建技术不仅能为医生提供形象、直观的三维血管形状图像,而且可以辅助测量血管的有关参数(如直径大小、血管长度和截面积等),从而有助于冠心病的诊断和治疗.因此根据血管造影

收稿日期:2006-07-24;最终修改稿收到日期:2007-11-06.本课题得到国家“九七三”重点基础研究发展规划项目基金(2003CB716105)资助.曹治国,男,1964年生,教授,博士生导师,主要研究领域为数据融合、目标识别、图像分析、三维重建等. E-mail: zgcao@hust.edu.cn. 彭 博,女,1982年生,硕士研究生,设计师,主要研究方向为图像处理、模式识别、三维重建等.桑 农,男,1968年生,教授,博士生导师,研究领域为图像分析、景象匹配、计算机视觉和模式识别.张天序,男,1947年生,教授,博士生导师,研究领域为精确制导、计算机视觉、智能图像数据压缩、生物医学成像及处理等.

图像重建血管的三维骨架具有很好的临床意义和很高的应用价值.

在传统的双平面造影图像重建方法中,大部分都是采用自底向上的重建方法,这种方法是基于图像的特征提取并通过找到每一对对应点进行重建<sup>[1-2]</sup>.这类方法最大的问题是,找到全部完全准确的对应点很困难,从而使得重建结果不精确.一些研究人员在寻找对应点方面做了大量的改进<sup>[3-4]</sup>,这些方法虽然提高了寻找的对应点的精确度,但同时也大大增加了计算的复杂性和计算量.

文献[5]提出了采用 Snake 模型<sup>[6]</sup>重建血管造影图像的自顶向下的方法,与传统的方法相比,它只需选用少量可以描述血管轮廓的点作为对应点即可,并且 Snake 的自动性较好,它通过同时结合两幅图像上的特征,使 Snake 在空间中不断发生形变,从而逼近真实轮廓,获得较高的重建精度. Radeva 和 Toledo 等在此基础上重新定义了 Snake 的外部能量场,并给出了基于三维 Snake 模型重建任意角度的造影图像的一般方法<sup>[7]</sup>.上述这些工作都只给出单根血管的重建方法,并且他们是将血管分割与重建同时进行的,由于成像质量的影响和分割技术的局限性,影响了寻找的对应点之间的准确性,并最终影响重建精度.文献[8]则是采用 Snake 模型实现血管树骨架三维重建,不过,它与上述文献均未考虑对成像参数的校正,而未经校正的造影系统的参数(如造影角度、X 射线源到接受平面的距离等)总是不可避免地存在一定的误差,从而造成在实际应用中所得结果也会产生一定误差.

针对这些问题,本文研究了一种基于 Snake 模型的血管树骨架三维重建方法.它在采用多尺度 Gabor 滤波提取造影血管中轴线的基础<sup>[9]</sup>上,根据血管中轴的树状结构选取血管树分叉点,用以优化几何变换矩阵,提高用以初始化 Snake 的对应点的准确性;然后,本文针对血管的特性,提出采用 GVF (Gradient Vector Flow) 流量场<sup>[10]</sup>作为三维 Snake 模型的外部能量场,并给出血管的非闭合轮廓能量函数最小化的最佳表达式,使 Snake 保持自身平滑连续的同时在空间中发生形变以逼近真实轮廓.由于采用多尺度 Gabor 滤波器提取中轴的方法我们已在文献[9]中进行了详细的描述,因此,本文不再赘述,其它内容则按以下结构组织:第 2 节简单给出 X 射线造影系统的几何描述和基于几何关系重建的一般方法;第 3 节介绍初始化 Snake,并给出利用对应点对优化几何变换矩阵方法;第 4 节分析利用 Snake 重建三维血管树的过程;最后,对实验结果进

行讨论并得出结论.

## 2 造影图像几何关系

标准的造影设备由两个独立的、可以自由旋转的 X 光系统组成<sup>[11]</sup>.两个旋转轴可以在水平和垂直方向上运动.两光轴交于光心  $O$ , X 光源  $A, B$  到两图像平面的距离  $SIDA, SIDB$  已知.三维的坐标重建需要一个世界坐标系.我们假设两光轴互相垂直,世界坐标系的原点在光心,  $X, Y, Z$  轴如图 1 所示,  $A$  点发出的光线与  $X$  轴重合,  $B$  点发出的光线与  $Z$  轴重合.  $A, B$  各自的坐标系如图 1,  $u_A v_A$  为平面  $A$  上的坐标系统,  $u_B v_B$  为平面  $B$  上的坐标系统.另外存在世界坐标系的同时,光源  $A, B$  也存在各自的坐标系.在图 1 中,  $A$  光源坐标系的  $x$  轴与世界坐标系的  $X$  轴重合,  $y, z$  轴分别与  $Y, Z$  轴平行.假设  $P$  点在光源  $A$  坐标系下的坐标为  $(x_A, y_A, z_A)$ , 在光源  $B$  坐标系下的坐标为  $(x_B, y_B, z_B)$ . 则它们之间满足的关系可以写为

$$\begin{bmatrix} x_B \\ y_B \\ z_B \end{bmatrix} = \mathbf{R} \cdot \begin{bmatrix} x_A \\ y_A \\ z_A \end{bmatrix} - \mathbf{t} \quad (1)$$

其中  $(\mathbf{R}, \mathbf{t})$  为几何变换矩阵,与造影角度和 X 射线源到接受平面的距离等有关<sup>[11]</sup>.  $\mathbf{R}$  是旋转矩阵,  $\mathbf{t}$  是平移向量.

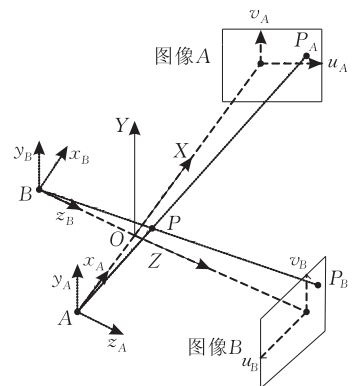


图 1 双平面造影系统结构(两光源夹角为  $90^\circ$ )

在此三维空间中,一个点  $P$  在一幅图像上的投影可以定义为光源发出的光束经过该点与图像平面的交点  $P_A, P_B$ , 如图即为直线  $AP_A, BP_B$  的交点.当两幅图像上的对应点已知,两条光线将在空间中交于一点.在这种情况下,如果成像系统的几何关系已知,并且一对对应点已找到,空间中的三维点是可以重建出来的.

然而实际的情况是,这两束光线可能并不相交,

如图 2,这主要是因为系统的误差和图像间几何关系的不精确度造成的.为了解决这个问题,一般是将到两条直线距离最近的点作为真实的点的存在位置<sup>[2]</sup>,如图 2.

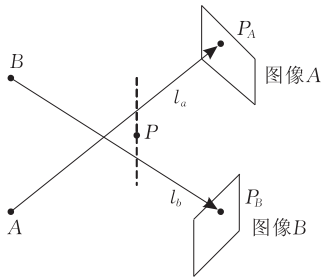


图 2 由  $P_A, P_B$  重建三维点  $P$

### 3 基于几何变换矩阵优化的 Snake 模型初始化

对于传统的重建方法而言,找到准确的对应点是十分重要的工作.其准确与否直接影响到重建的结果.文献[3-4]在寻找对应点方面做了大量的改进.而一些研究人员<sup>[5,7-8]</sup>则把三维的 Snake 模型应用于血管的重建上,避免了为血管上的每一点寻找对应点的问题,只需要寻找若干对对应点(如起止和分叉点)即可描述出血管的大致轮廓.再结合 Snake 投影到两幅图像上的信息使 Snake 不断发生形变,直到它的投影与两幅图像完全重合.

Snake 是一个含有参数的模型<sup>[6]</sup>,它实际上是一个可以不断发生形变的参数样条曲线,三维 Snake 模型定义为  $v(s) = (x(s), y(s), z(s))$ ,其中  $x(s), y(s), z(s)$  为 Snake 上沿 X, Y, Z 轴的分量,  $s$  为弧长参数,在  $[0, 1]$  之间.为了得到血管的三维 Snake 模型,我们需要重建几对对应点作为样条曲线的控制点,从而能够表达三维血管的大致轮廓.一旦定义了初始的 Snake 模型,Snake 就可以根据它在两幅图像上的投影与原图特征的结合使 Snake 自身的形态逐渐发生改变.与此同时,Snake 自身的特点也会保持本身的平滑与连续性.

为了得到血管的初始 Snake 轮廓,对于单根血管而言,需要两对以上的对应点按照第 2 节所述的几何关系对它们进行重建,从而得到三维空间中血管的大致轮廓,初始化 Snake.对于血管树,由于其特殊的树状结构,文献中一般给出血管的起止点,并选定分叉点描述血管,进行 Snake 初始化,如图 3(a)所示.如果血管形态较为复杂,则对于弯曲度较

大的部分,只选取起止,分叉点描述血管的初始轮廓是不够的,此时需要多寻找几个点才能较好表达血管形状如图 3(b)中的参考点.

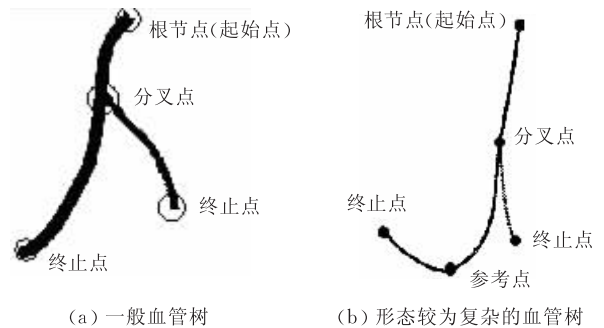


图 3 血管树初始点的选取

在一幅已提取血管中轴的图像上选定了一组描述血管大致轮廓的点后,需要在另一幅图上找到它们的对应点.虽然采用 Snake 模型后,需要求取的对应点大为减少,但对应点间的匹配准确性仍非常重要.尽管对于血管树特殊的树状结构而言,可认为分叉点是准确对应的,但对于除分叉点之外的点则都需要用外极线方法寻找对应点,并寻找匹配的血管分支<sup>[8]</sup>.不过,由于获取的图像中有些来源于未经校正的造影系统,其系统参数(如造影角度、X 射线源到接受平面的距离等)不可避免地存在一定的误差,因此原参数不能很好地反映两幅图像间的几何变化关系,这样会导致外极线的位置发生偏移,从而影响外极线匹配的准确性,并最终影响到重建结果.

针对这样的问题,本文提出利用准确对应的血管树上的分叉点来优化几何变换矩阵  $GT$ ,在此基础上,再通过外极线法求取其它表达初始轮廓的点的对应点,从而提高对应点的匹配准确性.具体方法如下.

假设已经匹配好的共轭点对(本文选择血管树中轴上的分叉点对)是  $[(p_{11}, p_{21}), \dots, (p_{1n}, p_{2n})]$ ,可以按照第 2 节所述方法计算出三维点  $[P_1, P_2, \dots, P_n]$  的坐标.将  $[P_1, P_2, \dots, P_n]$  按原投影角度分别反投影得到新的对应点对  $[(p'_{11}, p'_{21}), \dots, (p'_{1n}, p'_{2n})]$ .通过比较  $(p'_{1i}, p_{1i}), (p'_{2i}, p_{2i})$ , 这里  $i = 1, 2, \dots, n$ , 可以计算重建误差:

$$\epsilon(p_{1i}, p_{2i}) = \|p'_{1i} - p_{1i}\| + \|p'_{2i} - p_{2i}\| \quad (2)$$

由此得到目标函数:

$$\begin{aligned} F(\mathbf{R}, t) &= \sum_{i=1}^n (\|p'_{1i} - p_{1i}\|^2 + \|p'_{2i} - p_{2i}\|^2) \\ &= \sum_{i=1}^n \left[ \left( \xi_i - \frac{x_i}{z_i} \right)^2 + \left( \eta_i - \frac{y_i}{z_i} \right)^2 + \right. \end{aligned}$$

$$\left[ \left( \xi'_i - \frac{y'_i}{z'_i} \right)^2 + \left( \eta'_i - \frac{y'_i}{z'_i} \right)^2 \right] \quad (3)$$

其中  $\|\cdot\|$  表示 2-范数,  $\|p'_{1i} - p_{1i}\|$  表示  $p'_{1i}$  与  $p_{1i}$  之间的欧式距离.  $N$  表示  $n$  对从图像中提取的对应点, 公式中头两个表达式是计算原第一幅图像上的二维输入点与通过计算得到的相应第  $i$  个三维点重新投影到第一个图像平面上的二维点之间距离的平方. 后两个表达式同样也是定义在第二幅图像上的二维误差. 由于两个成像系统间的关系可以由旋转矩阵  $\mathbf{R}$  和平移向量  $\mathbf{t}$  来表示, 因此式(3)可以表示为

$$F(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \sum_{i=1}^n \left[ \left( \xi'_i - \frac{x'_i}{z'_i} \right)^2 + \left( \eta'_i - \frac{y'_i}{z'_i} \right)^2 + \left( \xi_i - \frac{\mathbf{c}_1 \cdot \mathbf{p}'_i + t_x}{\mathbf{c}_3 \cdot \mathbf{p}'_i + t_z} \right)^2 + \left( \eta_i - \frac{\mathbf{c}_2 \cdot \mathbf{p}'_i + t_y}{\mathbf{c}_3 \cdot \mathbf{p}'_i + t_z} \right)^2 \right] \quad (4)$$

上式中  $\mathbf{c}_k$  表示矩阵  $\mathbf{R}$  中第  $k$  列向量. 通过最小化目

$$F(\bar{q}, \mathbf{t}) = \sum_{i=1}^n \left[ \left( \xi'_i - \frac{x'_i}{z'_i} \right)^2 + \left( \eta'_i - \frac{y'_i}{z'_i} \right)^2 + \left( \xi_i - \frac{2\left(s^2 + \omega_1^2 - \frac{1}{2}\right)x'_i + 2(\omega_1\omega_2 + s\omega_3)y'_i + 2(\omega_1\omega_3 - s\omega_2)z'_i + t_x}{2(\omega_1\omega_3 + s\omega_2)x'_i + 2(\omega_2\omega_3 - s\omega_1)y'_i + 2\left(s^2 + \omega_3^2 - \frac{1}{2}\right) + t_z} \right)^2 + \left( \eta_i - \frac{2(\omega_1\omega_2 - s\omega_3)x'_i + 2\left(s^2 + \omega_2^2 - \frac{1}{2}\right)y'_i + 2(\omega_2\omega_3 + s\omega_1)z'_i + t_y}{2(\omega_1\omega_3 + s\omega_2)x'_i + 2(\omega_2\omega_3 - s\omega_1)y'_i + 2\left(s^2 + \omega_3^2 - \frac{1}{2}\right) + t_z} \right)^2 \right] \quad (6)$$

并且上述公式还有以下约束条件:

$$C_1: s^2 + \omega_1^2 + \omega_2^2 + \omega_3^2 = 1,$$

$$C_2: z'_i > 0, \quad i=1, 2, \dots, n,$$

$$C_3: 2(\omega_1\omega_3 + s\omega_2)x'_i + 2(\omega_2\omega_3 - s\omega_1)y'_i + 2\left(s^2 + \omega_3^2 - \frac{1}{2}\right) + t_z > 0, \quad i=1, 2, \dots, n,$$

其中约束条件  $C_1$  是四元素的标准规范, 约束条件  $C_2, C_3$  保证了深度信息  $z_i, z'_i$  必须在 X 射线光源的前面. 另外对于心血管而言约束条件  $C_2, C_3$  还可写成

$$C_2 C_3: d - \delta_h < z_i = 2(\omega_1\omega_3 + s\omega_2)x'_i +$$

$$2(\omega_2\omega_3 - s\omega_1)y'_i + 2\left(s^2 + \omega_3^2 - \frac{1}{2}\right) + t_z < d + \delta_h.$$

如图 4 所示, 其中  $d$  为焦点  $S$  到光心  $O$  的距离.  $\delta_h \approx 12.5 \pm 2.0 \text{cm}$  表示心脏在长轴上的最大长度.

对空间中每一个三维点而言, 发光源发出的光线, 经过空间中的点并与图像平面相交, 因此除了上面对  $z_i$  和  $z'_i$  的约束, 还有两个约束条件限制空间中每一个三维点的  $x, x', y, y'$  坐标:

$$C_4: \left( \xi'_i - \frac{x'_i}{z'_i} \right)^2 + \left( \eta'_i - \frac{y'_i}{z'_i} \right)^2 \leq \left( \frac{\delta_c}{p_{\text{size}}} \right)^2, \quad i=1, 2, \dots, n,$$

标函数优化几何变换矩阵  $\mathbf{GT}$ , 使得造影图像与反投影图像上对应点的欧式距离最小. 对于形态简单的血管, 采用上式目标函数即可. 若能获取大量匹配准确对应点, 可以采用更优的优化方法.

众所周知, 刚体变换可以由绕通过坐标原点的单位向量  $\mathbf{v}_n$  旋转的  $\theta$  角度分解为旋转矩阵和平移矩阵, 用四元素法表示: 令  $\omega = \sin(\theta/2) \mathbf{v}_n$ ,  $s = \cos(\theta/2)$ ,  $\bar{q} = (s, \omega) = (s, \omega_1, \omega_2, \omega_3)$ .

可以得出下式:

$$\mathbf{R} = 2 \begin{bmatrix} s^2 + \omega_1^2 - \frac{1}{2} & \omega_1\omega_2 - s\omega_3 & \omega_1\omega_3 + s\omega_2 \\ \omega_1\omega_2 + s\omega_3 & s^2 + \omega_2^2 - \frac{1}{2} & \omega_2\omega_3 - s\omega_1 \\ \omega_1\omega_3 - s\omega_2 & \omega_2\omega_3 + s\omega_1 & s^2 + \omega_3^2 - \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (5)$$

采用这种四元素表示法, 式(4)可以重新写为

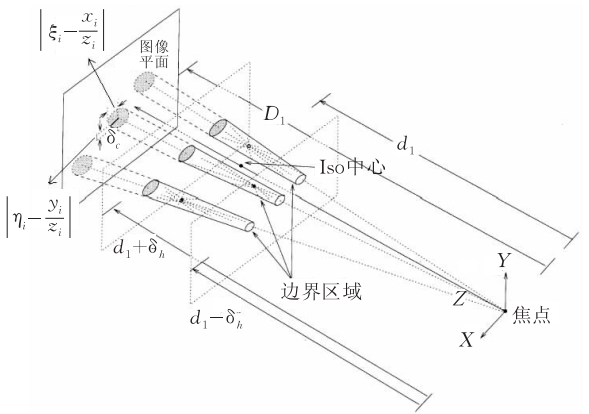


图 4 用来约束重建三维点的锥形区域

$$C_5: \left( \xi_i - \frac{x_i}{z_i} \right)^2 + \left( \eta_i - \frac{y_i}{z_i} \right)^2 \leq \left( \frac{\delta_c}{p_{\text{size}}} \right)^2, \quad i=1, 2, \dots, n.$$

如图 4 约束条件  $\delta_c$  表示图中圆面的半径, 比如是 20 个像素, 圆面的中心在  $(\xi_i, \eta_i)$  或者  $(\xi'_i, \eta'_i)$ . 正如图中所示, 约束条件  $C_3$  到  $C_5$  为每一个空间三维点形成了一个锥形边界区域, 并且每一个这样的锥形区域的顶点是焦点, 底面则是以  $(\xi_i, \eta_i)$  或者  $(\xi'_i, \eta'_i)$  为圆心,  $\delta_c$  为半径的圆面. 因此所求之点被限定在这样一个空间的圆锥中. 结合这些约束条件, 对目标函

数  $F(\bar{q}, t)$  进行优化,从而得到更准确的几何变换矩阵  $GT$ .

与文献[8-9]提到的重建方法不同的是,本文通过分叉点优化几何变换矩阵,使找到的描述血管初始轮廓的对应点更加准确,从而为精确得到血管中轴 Snake 模型的位置和完整的血管轮廓奠定了基础.

## 4 采用 Snake 进行三维重建

在对 Snake 模型初始化后,Snake 将要在空间中不断发生形变,使它在两幅图上的投影逐渐逼近真实的血管位置.Snake 不断趋近于图像特征与 Snake 的外部能量有关,与此同时令 Snake 保持平滑连续是与它内部能量有关的,解决 Snake 问题就是要解决能量最小化问题.

### 4.1 能量函数

定义 Snake 能量函数<sup>[6]</sup>:

$$E = \int E_{\text{int}}(v(s)) ds + \int E_{\text{ext}}(v(s)) ds \quad (7)$$

其中  $v(s) = (x(s), y(s), z(s))$  是 Snake 曲线的三维空间表达式,  $E_{\text{int}}$  为内部能量,定义为

$$E_{\text{int}} = (\alpha(s) |v_s(s)|^2 + \beta(s) |v_{ss}(s)|^2) / 2 \quad (8)$$

从物理意义上来说,内部能量使 Snake 具有张力和硬度,  $\alpha(s), \beta(s)$  分别表示 Snake 弹力和硬度的权值,为了简单起见,设定它们为常数  $\alpha, \beta$ . 由于在透视投影的情况下不能保证物体的平滑性这一属性,因此为了保证在三维空间中重建出来的形状是平滑的,我们应该在三维空间中定义 Snake 的内部能量,而不是在每一幅二维的投影图上定义.

外部能量使 Snake 收敛于图像的明显的特征,如明亮的或者黑暗的区域、边缘等. 最简单的外部能量函数是未处理的图像强度本身  $E_{\text{ext}} = I(x, y)$ <sup>[6]</sup>, 如果以此为外部能量函数,则 Snake 将会吸引到图像中的明亮的曲线部分.

求解 Snake 模型的目标就是要找到在式(7)中定义的  $E$  的局部最小值<sup>[6]</sup>. 要满足该条件,基于变量的微积分学知识,只有当 Euler-Lagrange 微分方程满足

$$\alpha v_{ss}(s) - \beta v_{ssss}(s) - \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad (9)$$

其中  $v_{ss}(s), v_{ssss}(s)$  分别为  $v(s)$  对  $s$  的二阶和四阶导数.  $\nabla E_{\text{ext}}$  表示对  $x, y$  或者  $z$  分量求导.

当 Snake 在两幅图像上的投影与血管中轴重合时外部能量  $E_{\text{ext}}$  达到最小值. 为使 Snake 在三维空

间中不断发生形变,需要结合从两幅投影图像上得到的外部能量. 文献[7]提出了三维 Snake 外部能量的一般表达式,本文为了便于解释,抽象出造影角度为  $90^\circ$  的特殊情况,对此时 Snake 的外部能量作出直观的分析.

Snake 上每一个点的外部能量函数是一个包含  $X, Y, Z$  方向上的三维的向量  $E_{\text{ext}}(X, Y, Z)$ . 在图 1 中,两光轴互相垂直,并且世界坐标系中  $X$  轴与光源  $A$  的光轴重合,  $Z$  轴与光源  $B$  的光轴重合. 这意味着在世界坐标系中,只有一个轴能同时投影到两个图像平面上,在图 1 中即为  $Y$  轴,而  $X$  和  $Z$  轴只能分别在平面  $A$  和平面  $B$  上有投影. 于是反映到 Snake 上每一点的能量函数的分量  $E_{\text{ext}}(X), E_{\text{ext}}(Z)$  可以分别从图像平面  $A, B$  中得到,  $E_{\text{ext}}(Y)$  则是从两幅图像上获得的能量的平均.

如前所述,外部能量从图像特征中获得,最简单的外部能量可以定义为  $E_{\text{ext}} = I(x, y)$ , 若是令 Snake 吸引到具有较大图像梯度的边缘,则定义:  $E_{\text{ext}} = -|\nabla I(x, y)|^2$ <sup>[6]</sup>,  $\nabla$  表示图像的梯度. 但是由于血管弯曲的特性,必然存在许多弯曲度较大的区域,在 Snake 中,深度凹陷区域的拟合是一个难点,为此我们采用文献[10]提出的 GVF Snake 模型极大地改善了这个问题.

将原始的能量场方程(9)中的  $\nabla E_{\text{ext}}$  由 GVF 场  $G(x, y)$  代替,  $\alpha v_{ss}(s) - \beta v_{ssss}(s) + G = 0, G(x, y) = (u(x, y), v(x, y))$  是可以最小化能量方程

$$\epsilon = \iint \mu (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |G - \nabla f|^2 dx dy$$

的向量场,其中  $f(x, y)$  是边缘信息,  $\mu$  为归一化参数.

### 4.2 最小化能量函数

总的 Snake 能量为内部能量和外部能量之和  $E = E_{\text{int}} + E_{\text{ext}}$ . Snake 模型的目标就是要找到在式(10)中定义的  $E$  的局部最小值. 由于该能量函数可以得到独立的欧拉方程(9),因此,寻找能量最小化的 Snake 的运动过程就等同于找到这个偏微分方程的解.

假设 Snake 上有  $N$  个点,  $v_j (j = 1, 2, \dots, N)$  为其中一点. 我们采用 semi\_implicit 最小化方法<sup>[12]</sup>得到迭代函数:

$$p v_j^{t+1} + q v_{j+1}^{t+1} + r v_j^{t+1} + q v_{j-1}^{t+1} + p v_{j-2}^{t+1} = \tilde{v}_j^{t+1} = v_j^t + \delta t \frac{\partial E_{\text{ext}}}{\partial v_j} \quad (10)$$

其中  $t$  代表迭代次数,  $p, q, r$  分别代表相应的权



导致外极线的位置发生偏移,从而影响到外极线匹配的准确性,并且直接影响到重建结果,使由对应点重建出来的三维控制点的投影与原对应点不能完全重合,存在一定的误差.在优化几何变换矩阵之后,我们得到两幅图像真实的夹角约为  $89.5^\circ$ ,两光源到左右两图像平面的距离分别为 591mm 和 595mm.可以看到在这种情况下将重建出的控制点投影到图像上的与原对应点完全重合.

(2) 选择不同外部能量场的实验结果比较

图 8 为对图 6 已提取中轴的图像采用图像强度  $I$  作为外部能量场与采用 GVF 计算外部能量场的

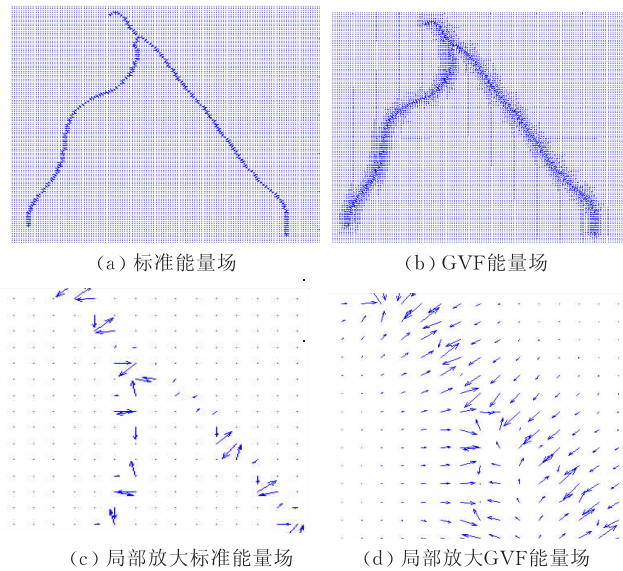


图 8 采用图像强度  $I$  作为外部能量场与采用 GVF 计算外部能量场的示意图

区别示意图,从图 8(a)和(b)中可以看出,传统的外部能量场中,在远离血管轮廓的时候外部能量迅速消失,而在 GVF 能量场中,可以看到它拥有更大的外部能量捕获范围,这将使得即使 Snake 初始轮廓在离真实轮廓较远的位置,也能被迅速吸引到真实轮廓处.从图 8(d)局部放大的能量场中可以看出在 GVF 向量血管顶端的凹陷处有向上和向两侧的分量,由此可以将 Snake 吸引到血管中的凹陷部分,而这个与标准外部能量场图 8(c)中方向杂乱的向量有着很大的区别,也是对其很明显的改善.

(3) 不同方法的重建精度实验结果比较

图 9、图 10 显示了重建过程中 Snake 不断发生形变的过程,其中  $T$  表示迭代次数, $T=0$  时,为初始的 Snake 到两幅已提取血管中轴的图像的投影.图 9 表示的是未经过几何变换矩阵优化并且采用标准能量场的 Snake 的重建过程.图 10 表示的是经过几何变换矩阵优化并且采用 GVF 能量场代替标准能量场的 Snake 的重建过程.可以看出图 9 中,由于没有得到准确的图像间的几何关系,造成血管的重建精度不高.另外由图 9、图 10 对比看出在使用 GVF 能量场代替标准能量场后,Snake 的收敛速度较快.在经过 60 次的迭代后,图 10 空间中的 Snake 在两幅图像上的投影与真实的血管中轴轮廓重合,而在图 9 中明显还未达到.

我们以式(4)来表示三维血管树上每一点的重建误差.图 11 是迭代过程中,不同重建方法的误差示意图,它表示了未经过几何变换矩阵优化并且采

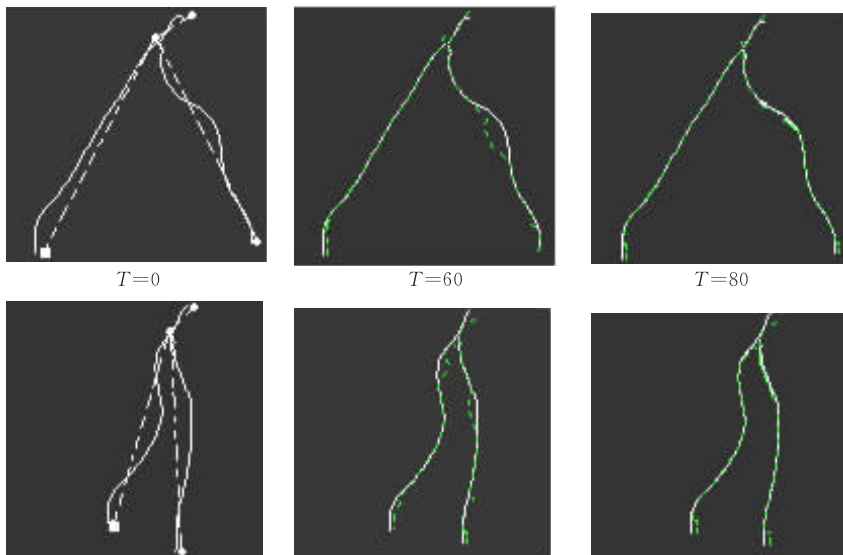


图 9 未经过几何变换矩阵优化和采用标准能量场的 Snake 重建血管中轴的过程(实线表示真实造影血管中轴位置;虚线表示变化的三维 Snake 分别投影到两个平面上的曲线)

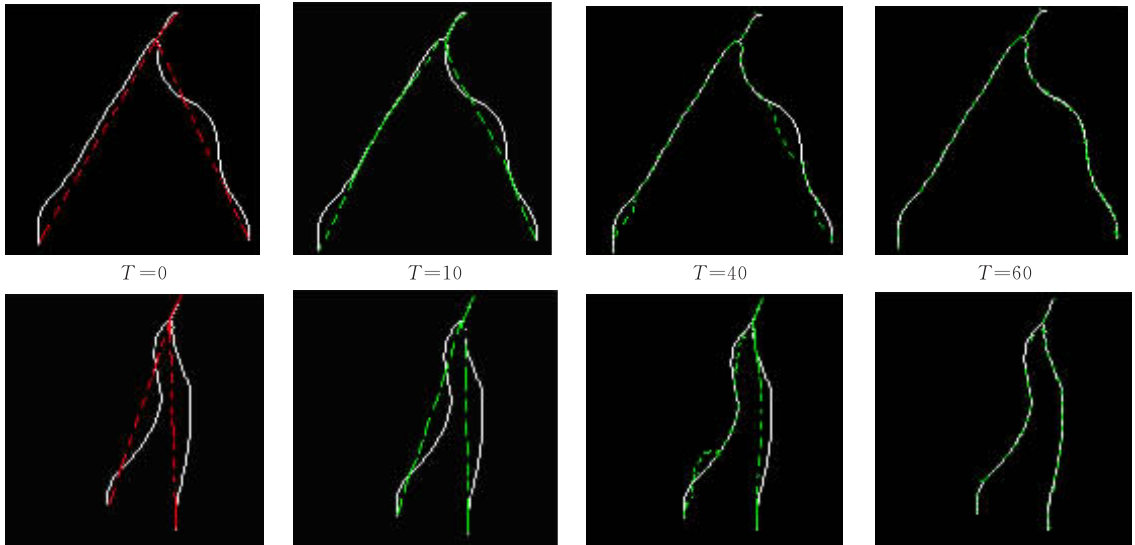


图 10 经过几何变换矩阵优化和采用 GVF 作为能量场的 Snake 三维重建血管中轴的过程(实线表示真实造影血管中轴位置;虚线表示变化的三维 Snake 分别投影到两个平面上的曲线)

用标准能量场的 Snake 与经过几何变换矩阵优化并且采用 GVF 能量场代替标准能量场的 Snake 的重建平均误差(分别以\*和○表示,每迭代 10 次计算一次平均误差).其中横轴表示迭代次数,纵轴表示重建平均误差,单位为像素.可以看到,两种情况下,初始状态时,误差在 8 像素左右,在迭代过程中,采用 GVF 能量场的 Snake 的重建误差迅速下降,当迭代次数到达 60 左右的时候,平均误差趋于稳定在不到一个像素的范围.而采用标准能量场的 Snake 迭代 80 次后才基本达到稳定,同时平均误差在不到 2 个像素的范围内.

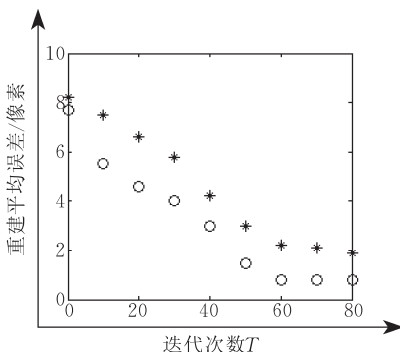


图 11 不同重建方法的平均误差示意图(\*表示未经过几何变换矩阵优化并且采用标准能量场的 Snake 的平均重建误差.○表示经过几何变换矩阵优化并且采用 GVF 能量场代替标准能量场的 Snake 的平均误差)

表 1 为两种情况下的重建误差统计表,从表中可以看到优化并采用 GVF 能量场的重建结果明显好于未优化并采用标准能量场的重建结果,达到了较高的重建精度.

表 1 两种情况下重建误差统计表

	重建误差/mm			
	最大误差	最小误差	平均误差	标准偏差
未优化并采用标准能量场	3.2	0	1.0	0.22
优化并采用 GVF 能量场	0.5	0	0.3	0.12

图 12 为从两个视角观察重建的三维血管的结果.在重建过程中,所有的中间过程 Snake 的形态都代表了可能的重建结果.在规定了重建误差之后,可以令 Snake 反复迭代直到达到误差范围之内停止.

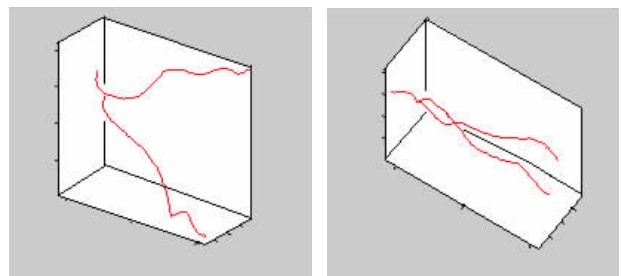


图 12 从两个视角观察三维重建血管的结果

## 6 结 论

本文提出了一种新的基于 Snake 模型的血管树骨架三维重建方法.首先,采用基于多尺度 Gabor 滤波的方法对 DSA 图像自动提取血管中轴,该方法能够很好地跟踪血管粗细的变化,从而保证了血管中轴的准确性.在中轴上选取对应点比起直接在血管上选取对应点更有利于提高准确性和稳定性,并且在提取中轴的同时,还可记录下中轴上每一点对

应的血管半径的大小,为最后恢复血管表面打下基础。其次,本文根据血管树特殊的树状结构,利用血管树上的分叉点来优化几何变换矩阵,根据透视投影的特点提出 6 大约束条件,从而得到准确的成像参数,以保证接下来的对应点的寻找和重建的准确度。然后我们给定一幅图像上一组能够表达血管中轴大致轮廓的点,并采用外极线方法寻找另一幅图像上匹配的血管分支和血管上的对应点,将这些对应点作为固定点用以确定 Snake 模型的初始轮廓,这样将 Snake 应用于这些固定点之间的部分,从而使血管上的每一点都对重建工作有贡献。在 Snake 模型迭代求解过程中,深度凹陷区域的拟合是一个难点,而弯曲的血管又必然存在许多凹陷的区域,因此,本文提出了采用 GVF 流量场作为 Snake 的外部能量场,从而可以较好地表达血管的这一特性。在求解能量最小化时,Snake 的运动是以一个偏微分方程为模型,寻找能量最小化的过程等同于找到这个方程的解。本文采用了 semi\_implicit 最小化方法,但是此方法是基于一个闭合的轮廓,由于血管的 Snake 模型是一个非闭合轮廓,因此本文对原方程做了相应的改造,重新得到了非闭合轮廓能量函数最小化的最佳表达式,从而最终得到了精确的重建结果,为恢复血管表面的工作打下了良好的基础。实验结果表明,本文提出的重建方法与传统的重建方法相比,不但减少了人工干预,还在重建精度上得到了较大的改善。论文下一步的工作将在恢复了三维血管树骨架的基础上,利用记录的血管粗细和血管分割的结果实现血管表面三维重建。

### 参 考 文 献

- [1] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image Processing, Analysis, and Machine Vision. 2nd Edition. Pacific Grove, CA: PWS Publishing Cop., 2002: 468-469
- [2] Dumay A C M, Reiber J H C, Gerbrands J J. Determination of optimal angiographic viewing angles: Basic principles and

evaluation study. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1994, 13(1): 13-23

- [3] Fencil L E, Metz C E. Propagation and reduction of error in three-dimensional structure determined from biplane views of unknown orientation. Medical Physics, 1990, 17(6): 951-961
- [4] Xiong Ying-Gen. 3D reconstruction approach based on wavelet analysis in neuro-vision system//Proceedings of the SPIE 4553, Visualization and Optimization Techniques, Wuhan, China, 2001: 100-105
- [5] Molina C, Prause G P, Radeva P, Sonka M. Catheter path reconstruction from biplane angiography using 3D snakes//Proceedings of the SPIE — Medical Imaging. San Diego, 1998, 3338: 504-512
- [6] Kass M, Witkin A, Terzopouios D. Snakes: Active contour models. International Journal on Computer Vision, 1987, 1(4): 321-331
- [7] Radeva P, Toledo R, Von Land C, Villanueva J. 3D vessel reconstruction from biplane angiograms using snakes. IEEE, Computers in Cardiology, 1998, 25: 773-776
- [8] Merle A B, Finet G, Lienard J, Magnin I E. 3D reconstruction of the deformable coronary tree skeleton from two X-ray angiographic views. IEEE, Computers in Cardiology, 1998, 25: 757-760
- [9] Liu Xiao-Xiao, Cao Zhi-Guo, Li Bao-Pu et al. Automated centerline extraction of angiogram vessels based on multiscale Gabor filters. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(12): 1542-1547(in Chinese)  
(刘潇潇,曹治国,李抱朴等.基于多尺度 Gabor 滤波的造影血管中轴线的自动提取.中国图象图形学报,2005,10(12): 1542-1547)
- [10] Xu C, Prince J L. Gradient vector flow: A new external force for snakes. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 359-369
- [11] Yu Dao-Yin, Huang Jia-Xiang, Xie Hong-Bo et al. Study on theoretical models for 3D reconstruction of coronary arterial tree. Journal of Engineering Graphics, 2003, 24(4): 386-391(in Chinese)  
(郁道银,黄家祥,谢洪波等.冠状动脉树三维重建理论模型的研究.工程图学学报,2003,24(4): 386-391)
- [12] Ivins J, Porrill J. Everything you always wanted to know about snakes. AIVRU: Tecgnical Memo# 86, 1993: 19-21

reconstruction.

**SANG Nong**, born in 1968, professor, Ph. D. supervisor. His research interests include image analysis, scene marching, computer vision, pattern recognition.

**ZHANG Tian-Xu**, born in 1947, professor, Ph. D. supervisor. His research interests include precision guidance, computer vision, intelligent data compression for image, bio-medicine imaging.



**CAO Zhi-Guo**, born in 1964, professor, Ph. D. supervisor. His research interests include data fusion, goal recognition, image analysis, 3D reconstruction.

**PENG Bo**, born in 1982, M. S. candidate. Her research interests include image processing, pattern recognition, 3D

## Background

Digital subtraction angiography has been in clinical use for nearly 20 years. It is an important basis for surgical navigation of the non-invasive cardio-cerebral vascular disease diagnosis and the interventional treatment of. Due to the limits of imaging equipment, DSA can only be two-dimensional, which caused great difficulty in clinical diagnosis and treatment. Using quasi-three-dimensional DSA image from common DSA equipment to achieve true 3-D reconstruction image under the guidance of the vascular system anatomy is an effective way to solve this problem. All research content in this paper is derived from the National Key Basic Research Development Program (973 Program), "Intelligent Analysis of Digital Subtraction Angiography and Three-Dimensional Reconstruction" project. The project number is 2003CB716105.

When the angle of radiography has been known, to reconstruct 3-D structure of blood vessels from angiographic images which are obtained from X-ray imaging systems, the

traditional method is a bottom-up approach. This method is based on the principle of perspective projection that each point needs to be reconstructed. However, there is a problem that we are unable to find all the corresponding points accurately. In this paper, a novel top-down approach method based on Snake model is proposed to solve this problem, which uses multi-scale Gabor filters to extract vascular axis automatically. Through the optimized geometry translation matrix and the proper external energy function, the authors improve the method that used Snake model to reconstruct one vessel, and implement the proposed algorithm to reconstruct vessel tree. Compared with the traditional way, the experimental results show that the new method has a better reconstruction performance and be more robust. The achievement of this paper provides a good groundwork for further study of vascular surface reconstruction.